

基于FRIDA的多通道切换阵列DOA估计算法

陈涛^① 席豪林^① 詹磊^② 余玉威^{*①}

^①(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院 哈尔滨 150001)

^②(成都通科技股份有限公司 成都 610045)

摘要: 针对波达方向(Direction Of Arrival, DOA)估计在实际测向系统中系统复杂度受接收通道数目影响的问题, 该文提出一种基于FRIDA(Finite Rate of Innovation Direction-of-Arrival)的多通道切换阵列DOA估计算法。该算法首先利用开关将特定子阵接收的数据传输至通道从而减少测向系统中使用的通道数目, 然后通过切换不同的子阵接入通道并采样得到多个少通道接收数据协方差矩阵, 利用这些协方差矩阵重构出全通道接收数据向量, 以此来构建基于有限新息率(Finite Rate of Innovation, FRI)的DOA估计模型, 最后通过近端梯度下降算法获得信号入射方向的估计结果。仿真实验与对实测数据的实验验证了该算法优于同等条件下的其它算法。

关键词: 切换阵列; 接收数据重构; 近端梯度下降; 无网格DOA估计; FRI重构模型

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)12-5106-10

DOI: 10.11999/JEIT250350

CSTR: 32379.14.JEIT250350

1 引言

在阵列信号处理领域, DOA估计一直是国内外学者广泛关注的研究热点, 广泛应用于雷达、水声探测以及无线通信等诸多领域^[1-3]。DOA估计的本质是对天线阵列接收到的入射信号进行处理, 从中提取出信号的空间入射角度信息。以多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法^[4]和旋转不变子空间(Estimation of Signal Parameters via Rotation Invariant Technique, ESPRIT)算法^[5]为代表的传统子空间类DOA估计算法, 通常依赖于对所有阵元接收信号的协方差矩阵进行特征分解, 进而实现高精度的角度估计。然而, 在实际应用中, 为提升角度估计精度, 常常需要扩展天线阵列的规模, 这将不可避免地导致接收通道数量的增加, 从而显著提升硬件系统的复杂度和成本^[6]。而在被动雷达导引头以及无人机^[7]等小尺寸平台上, 由于物理尺寸的限制, 部署微波通道的体积有限, 不能通过部署全通道接收的大规模天线阵列来提高估计精度, 但这些平台对估计精度仍然存在着一定的要求。因此, 如何在减少接收通道数量的同时仍能保证较高的DOA估计精度成为学者研究的方向。

通道压缩方法^[8]是一种典型的少通道DOA估计方法。该方法通过在接收端引入由移相器与累加器构成的压缩矩阵, 实现射频前端通道数目的压缩。

文献^[9]提出了基于空间相关系数和克拉美罗界(Cramér-Rao Bound, CRB)的两种移相器相位选择方法。文献^[10]将信息论优化方法引入到DOA估计中, 以入射信号的平均互信息作为判断标准, 将使得信号平均互信息最大的矩阵作为压缩矩阵。通道压缩减少了使用通道数目, 降低了硬件复杂度, 但增加的移相器和累加器网络在系统实现上也会带来系统硬件复杂度的提升。而时间调制阵列(Time-Modulated Array, TMA)^[11]通过在阵列中引入周期性调制的射频开关接通通道, 最初被用于方向图低旁瓣设计, 近年来亦被引入DOA估计领域。文献^[12]通过解析相量图获得相关频谱分量, 利用这些频谱分量的幅值推导出相位差并得到入射角度。然而, TMA对射频开关的调制精度要求较高, 系统实现复杂。受上述两种方法启发, 该文提出了一种基于阵元选择的少通道接收方法, 该方法通过在DOA估计系统的天线阵列与通道之间引入一个由射频开关组成的选择矩阵, 通过这个选择矩阵将天线阵列接收的信号数据变换成由天线阵列中一部分天线构成的子阵接收的少通道接收数据, 通过切换阵列实现不同天线接入通道进行数据采集, 以此减少DOA估计系统中使用的通道数目, 从而在保证角度估计性能的同时, 有效降低了系统硬件复杂度。

值得注意的是, 传统子空间类DOA估计算法对信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)和快拍数(snapshots)较为敏感, 在低SNR或短时间观测条件下容易导致估计性能显著下降。为提升在此类恶劣环境下的估计精度, 稀疏表示理论被引入DOA估计中。以 ℓ_1 -svd算法^[13]为代表的传统稀疏类DOA估计方法, 通常将角度空间离散为有限网格, 通过构

收稿日期: 2025-05-06; 改回日期: 2025-11-03; 网络出版: 2025-11-12

*通信作者: 余玉威 yuyuwe@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62071137)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (62071137)

建稀疏匹配关系将DOA估计问题转化为带约束的凸优化问题, 并求解其稀疏解来恢复信号入射角。然而, 离散化建模不可避免地引入“网格失配^[4](grid mismatch)”问题, 从而影响估计精度和稳定性。为克服上述弊端, 近年来无网格DOA估计方法受到广泛关注, 其中比较有代表性无网格DOA估计算法有原子范数最小化(Atomic Norm Minimization, ANM)的DOA估计算法^[15,16]和基于有限新息率重构的DOA估计算法^[17,18]。文献^[19]首次将广义FRI信号重构框架引入DOA估计, 提出了FRIDA算法。该方法将阵列接收数据视作非均匀采样下的FRI信号, 通过构造线性映射关系, 将其转化为等效的均匀线阵观测向量, 并借助FRI模型重建信号参数。然而, 该算法需同时对零化滤波器与等效采样向量两个变量进行优化, 可能会遇到优化算法无法收敛的问题。为此, 文献^[20]提出将零化滤波器的线性约束替换为正则化项, 并采用近端梯度下降(Proximal Gradient Descent, PGD)算法进行求解, 有效提升了算法的收敛效率与稳定性。

该文在基于阵元选择的少通道接收方法的基础上, 为进一步提升DOA估计算法的性能, 引入基于近端梯度下降的FRIDA估计算法, 同时为在减少使用的通道数目的前提下获得近似全通道接收的估计精度, 该文通过切换带有共同天线的不同子阵进行数据采集获得多个少通道接收协方差矩阵, 并利用这些协方差矩阵重构出全通道接收数据向量以适应FRIDA模型, 通过约束由全通道接收数据向量重构的Toeplitz矩阵的秩, 并利用近端梯度下降算法优化出均匀采样向量, 提出了一种基于FRIDA的多通道切换阵列DOA估计算法。

2 信号模型

2.1 切换阵列信号接收模型

假设有 K 个空间远场窄带相互独立的信号, 以角度 $\theta = \{\theta_k | k = 1, 2, \dots, K\} \in [-\pi/2, \pi/2]$ 入射到如图1所示的编号为 $1, 2, \dots, L$ 的 L 个天线构成的阵列上。以编号为1的阵元为参考阵元, 即 $d_1 = 0$, 则各阵元相对于基准阵元的位置集合记为 $\mathbf{D} = \{d_i | i = 1, 2, \dots, L\}$ 。假设第 z 次切换阵列的子阵中阵元编号从小到大排列为 $m_{1,z}, m_{2,z}, \dots, m_{M,z}, z = 1, 2, \dots, Z$, 其位置集合记作 $\mathbf{D}_z = \{d_{j,z} | j = 1, 2, \dots, M\}$, 为使得多次采集的少通道接收数据协方差矩阵具有相位上的一致性, 需选取一个出现在每一个子阵中的共同阵元, 同时为保证最后重构的接收数据向量不丢失孔径, 该文将共同阵元设置为编号为1的阵元, 即

$$\left. \begin{aligned} m_{1,1} &= m_{1,2} = \dots = m_{1,Z} = 1 \\ m_{1,z} &< m_{2,z} < \dots < m_{M,z} \\ m_{i,z} &\in \{1, 2, \dots, L\} \\ z &= 1, 2, \dots, Z \\ i &= 1, 2, \dots, M \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

这样选取 M 个阵元接入通道的过程称为阵元选择, 阵元选择的实质是将所有阵元接收的信号只保留编号为 $m_{1,z}, m_{2,z}, \dots, m_{M,z}$ 的阵元接收数据, 阵元选择后单快拍下的接收信号 $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^M$ 可以表示为 $\mathbf{y}(t) = [\mathbf{y}_1(t), \mathbf{y}_2(t), \dots, \mathbf{y}_M(t)]^T = [\mathbf{x}_{m_{1,z}}(t), \mathbf{x}_{m_{2,z}}(t), \dots, \mathbf{x}_{m_{M,z}}(t)]^T$ 。则经过阵元选择后通道输出的多快拍数据矩阵可以表示为

$$\mathbf{Y} = \phi_z \mathbf{X} = \phi_z (\mathbf{A}_L \mathbf{S} + \mathbf{N}) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}(1), \mathbf{y}(2), \dots, \mathbf{y}(U)] \in \mathbb{C}^{M \times U}$ 为阵元选择后通道输出的多快拍数据矩阵, U 为快拍数。 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(U)] \in \mathbb{C}^{L \times U}$ 为天线阵列接收信号的多快拍数据, $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_L(t)]^T \in \mathbb{C}^L$ 表示天线阵列接收信号的单快拍数据。 $\mathbf{A}_L = [\mathbf{a}_L(\theta_1), \mathbf{a}_L(\theta_2), \dots, \mathbf{a}_L(\theta_K)] \in \mathbb{C}^{L \times K}$ 为阵列流型矩阵, $\mathbf{a}_L(\theta_k)$ 为第 k 个信号所对应的导向矢量, 可以表示为: $\mathbf{a}_L(\theta_k) = [e^{-j2\pi d_1 \sin \theta_k / \lambda}, e^{-j2\pi d_2 \sin \theta_k / \lambda}, \dots, e^{-j2\pi d_L \sin \theta_k / \lambda}]^T \in \mathbb{C}^L$ 。 $\mathbf{N} \in \mathbb{C}^{L \times U}$ 为噪声矩阵。 $\phi_z \in \mathbb{C}^{M \times L}$ 为射频开关等效的选择矩阵, 其第 i 行第 j 列元素可以表示为

$$[\phi_z]_{i,j} = \begin{cases} 1, & j = m_{i,z} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $[\cdot]_{i,j}$ 表示矩阵的第 i 行第 j 列元素。则经过阵元选择之后的数据协方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_Y &= E[\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H] = \phi_z \mathbf{R}_X \phi_z^H \\ &= \phi_z \mathbf{R}_S \phi_z^H + \phi_z \sigma_n^2 \mathbf{I}_{L \times L} \phi_z^H \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{R}_Y \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 表示经过通道选择后的数据协方差矩阵。 $\mathbf{R}_X \in \mathbb{C}^{L \times L}$ 为天线接收数据协方差矩阵。 $\mathbf{R}_S \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 为信号协方差矩阵。 $E(\cdot)$ 表示期望。在接收完一组数据 \mathbf{Y} 之后重新选择接入通道的天线编号 $m_{1,z+1}, m_{2,z+1}, \dots, m_{M,z+1}$, 这样从一个子阵接入通道跳转至另一个子阵接入通道的过程就称为切换阵列。

2.2 接收数据协方差维度恢复及二值选择矩阵生成

经过 $Z-1$ 次切换阵列后可以得到 Z 个数据协方差矩阵 $\mathbf{R}_{Y_1}, \mathbf{R}_{Y_2}, \dots, \mathbf{R}_{Y_Z}$, 通过 \mathbf{R}_{Y_z} 对应的置换矩阵 ϕ_z^H 将 $M \times M$ 的矩阵 \mathbf{R}_{Y_z} 中的元素放置在 $L \times L$ 维的矩阵 \mathbf{R}_z 的对应位置上, 其余位置用零填充, 恢复方式与元素对应关系可由式(5)给出

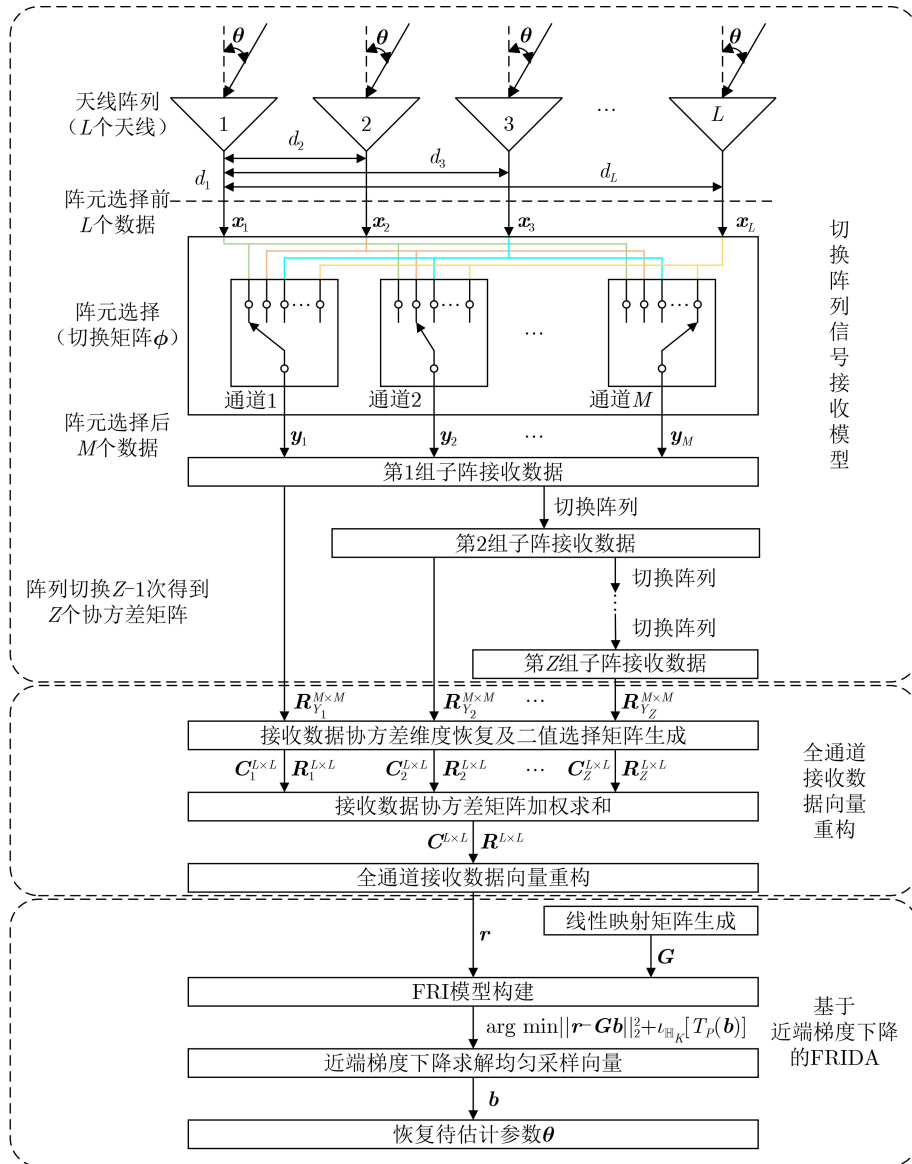


图1 切换阵列DOA估计系统结构示意图

$$\mathbf{R}_z = \phi_z^H \mathbf{R}_{Y_z} \phi_z$$

$$[\mathbf{R}_z]_{m_{i,z}, m_{j,z}} = \begin{cases} [\mathbf{R}_{Y_z}]_{i,j}, & 1 \leq i, j \leq M \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

同时对应生成一个二值矩阵 \mathbf{C}_z ， \mathbf{C}_z 的选取规则为在 \mathbf{R}_z 中有 \mathbf{R}_{Y_z} 元素的对应位置上为1，其余位置为0，其第 i 行第 j 列元素可以表示为

$$[\mathbf{C}_z]_{i,j} = \begin{cases} 1, & i, j \in \{m_{1,z}, m_{2,z}, \dots, m_{M,z}\} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

对生成的各二值选择矩阵 $\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_Z$ 进行求和得到 \mathbf{C}

$$\mathbf{C} = \sum_{z=1}^Z \mathbf{C}_z \quad (7)$$

2.3 全通道接收数据向量重构

对维度恢复后的协方差矩阵 $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_Z$ 做功

率平均并加权求和得到 \mathbf{R} ，权值为 \mathbf{C} 中非零元素的倒数

$$[\mathbf{R}]_{i,j} = \begin{cases} \frac{\text{tr}(\mathbf{R}_1)}{\text{tr}(\mathbf{R}_z)} \sum_{z=1}^Z \frac{[\mathbf{R}_z]_{i,j}}{[\mathbf{C}]_{i,j}}, & [\mathbf{C}]_{i,j} \neq 0 \\ 0, & [\mathbf{C}]_{i,j} = 0 \end{cases}, \quad (8)$$

$$i, j \in [1, 2, \dots, L]$$

根据阵列中不同阵元之间的间距 $d_i - d_j$ 可以将 \mathbf{R} 中非零元素分配给如式(9)所示的一组集合中

$$\mathbb{S}_v = \{[\mathbf{R}]_{i,j} \mid [\mathbf{R}]_{i,j} \neq 0, d_i - d_j = v, 1 \leq i, j \leq L\} \quad (9)$$

利用如式(10)所示的数据集合，对 \mathbb{S}_v 中元素求平均得到全通道接收数据向量 \mathbf{r} 中的元素 \mathbf{r}_v

$$\mathbf{r}_v = \begin{cases} \frac{\sum \mathbb{S}_v}{|\mathbb{S}_v|}, & |\mathbb{S}_v| \neq 0 \\ 0, & |\mathbb{S}_v| = 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\sum \mathbb{S}_v$ 为对集合 \mathbb{S}_v 中所有元素求和, $|\cdot|$ 为集合中元素的个数, 将 \mathbf{r}_v 按照 v 从小到大排列即可得到全通道接收数据向量 \mathbf{r} 。

$$\mathbf{r} = [\mathbf{r}_{-d_L}, \dots, \mathbf{r}_0, \dots, \mathbf{r}_{d_L}]^T \quad (11)$$

3 基于近端梯度下降的FRIDA估计

3.1 线性映射矩阵生成

考虑无噪声理想情况下的协方差数据向量

$$\tilde{\mathbf{r}}_v = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 e^{-j \frac{2\pi v}{\lambda} \sin(\theta_k)} \quad (12)$$

将式(12)利用一类贝塞尔函数进行变换

$$\tilde{\mathbf{r}}_v = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \sum_{q=-\infty}^{\infty} J_q(-2v\pi/\lambda) e^{jq\theta_k} \quad (13)$$

其中, $J_q(\cdot)$ 为 q 阶一类贝塞尔函数, 由于一类贝塞尔函数的分布类似零均值正态分布, 在 q 值足够大时, $J_q(\cdot)$ 的值趋于零, 接下来选择一个合适的 Q 值, 即 $q = -Q, -Q+1, \dots, Q$, 来近似表达理想协方差数据向量

$$\tilde{\mathbf{r}}_v = \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 \sum_{q=-Q}^Q J_q(-2v\pi/\lambda) e^{jq\theta_k} \quad (14)$$

将公式(14)转换成矩阵形式

$$\tilde{\mathbf{r}} = \mathbf{G}\mathbf{b} = \begin{bmatrix} J_{-Q}(-2\pi(-d_L)/\lambda) \cdots J_{-Q}(-2\pi(d_L)/\lambda) \\ \vdots \\ J_Q(-2\pi(-d_L)/\lambda) \cdots J_Q(-2\pi(d_L)/\lambda) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 e^{j(-Q)\theta_k} \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 e^{j(Q)\theta_k} \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{(2L-1) \times (2Q+1)}$ 为线性映射矩阵, $\mathbf{b} = \left[\sum_{k=1}^K \sigma_k^2 e^{j(-Q)\theta_k}, \dots, \sum_{k=1}^K \sigma_k^2 e^{j(Q)\theta_k} \right]^T = [b_{-Q}, \dots, b_Q]^T \in \mathbb{C}^{2Q+1}$ 为FRI信号均匀采样值, 经过线性映射矩阵 \mathbf{G} 投影后得到理想协方差数据向量 $\tilde{\mathbf{r}}$ 。

3.2 FRI模型构建

借助线性映射矩阵 \mathbf{G} 构建如式(16)所示的无约束优化问题模型

$$\operatorname{argmin} \|\mathbf{r} - \mathbf{G}\mathbf{b}\|_2^2 + \iota_{\mathbb{H}_K} [T_P(\mathbf{b})] \quad (16)$$

其中, \mathbf{r} 为式(11)中计算出的接收数据向量。 $T_P(\mathbf{b}) \in \mathbb{C}^{(2Q+1-P) \times (P+1)}$ 为Toeplitz算子, $K \leq P \leq M$, 其具体形式为

$$T_P(\mathbf{b}) = \begin{bmatrix} b_{-Q+P} & b_{-Q+P-1} & \cdots & b_{-Q} \\ b_{-Q+P+1} & b_{-Q+P} & \cdots & b_{-Q+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_Q & b_{Q-1} & \cdots & b_{Q-P} \end{bmatrix} \quad (17)$$

由式(17)所示的Toeplitz矩阵形成的集合记为 \mathbb{T}_P 。

$\iota_{\mathbb{H}_K}[\cdot]$ 为集合 $\mathbb{H}_K = \{T \in \mathbb{C}^{(2Q+1-P) \times (P+1)} : \operatorname{rank}(T) \leq K, K \leq P \leq M\}$ 的示性函数, 定义为

$$\iota_{\mathbb{H}_K} [T_P(\mathbf{b})] = \begin{cases} 0, \operatorname{rank}(T_P(\mathbf{b})) \leq K \\ \infty, \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

3.3 近端梯度下降求解FRI模型

式(16)提到的无约束优化可以通过近端梯度下降算法来求解, 其迭代过程建立在如式(19)所示的近端算子上:

$$\mathbf{b}^{(k+1)} \in \operatorname{prox}_{\tau H} \left(\mathbf{b}^{(k)} - 2\tau \mathbf{G}^H (\mathbf{G}\mathbf{b}^{(k)} - \mathbf{r}) \right) \quad (19)$$

其中 $\tau = 1/2\lambda_{\max}(\mathbf{G}^H \mathbf{G})$ 为正则化参数, $\lambda_{\max}(\mathbf{G}^H \mathbf{G})$ 是矩阵 $\mathbf{G}^H \mathbf{G}$ 的最大特征值。

文献[15]给出了如式(19)所示的近端算子近似计算公式

$$\operatorname{prox}_{\tau H}(\mathbf{b}) \approx T_P^\dagger [\Pi_{\mathbb{T}_P}^W \Pi_{\mathbb{H}_K}^W]^n T_P(\mathbf{b}) \quad (20)$$

其中, T_P^\dagger 表示将Toeplitz矩阵 $T_P(\mathbf{b})$ 映射到向量 \mathbf{b} , 称为伪逆Toeplitz算子, 该算子将矩阵的第1行与第1列提取出来重新组成向量, 即 $T_P^\dagger(T_P(\mathbf{b})) = [b_{-Q}, b_{-Q+1}, \dots, b_{-Q+P}, \dots, b_Q] = \mathbf{b}$ 。 $n \in \mathbb{Z}_{++}$ 为单次近端算子计算过程中的迭代次数, \mathbb{Z}_{++} 为正整数集合。 $\Pi_{\mathbb{T}_P}^W$ 与 $\Pi_{\mathbb{H}_K}^W$ 分别为集合 \mathbb{T}_P 与 \mathbb{H}_K 上的 \mathbf{W} 权重投影, 可由式(21)计算

$$\begin{aligned} \Pi_{\mathbb{T}_P}^W(\mathbf{X}) &= \Pi_{\mathbb{T}_P}(\mathbf{X}) = T_P [T_P^\dagger(\mathbf{X})] \\ &= T_P [T^{-1} T^*(\mathbf{X})] \\ \Pi_{\mathbb{H}_K}^W(\mathbf{X}) &\approx \Pi_{\mathbb{H}_K}(\mathbf{X}) = \mathbf{U} \mathbf{A}_K \mathbf{V}^H \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $\mathbf{X} = \mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{V}^H$ 为矩阵 \mathbf{X} 的SVD分解。矩阵 \mathbf{A}_K 为仅保留 K 个大奇异值的对角阵。

基于FRIDA的多通道切换阵列DOA估计算法流程如算法1所示。

3.4 算法克拉美-罗界分析

克拉美-罗界(Cramer-Rao Bound, CRB)是无偏估计的下界, 也是衡量算法性能的重要指标。由文献[21]可知, 对于 L 个阵元接收 K 个空间远场窄带相互独立的信号, 其入射角度 $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_k | k=1, 2, \dots, K\}$ 的费舍尔信息矩阵(Fisher Information Matrix, FIM) \mathbf{F} 的表达式如式(22)所示

算法1 基于FRIDA的多通道切换阵列DOA估计算法流程

输入: 接收数据 Y_1, Y_2, \dots, Y_Z 。

输出: 入射信号的DOA估计结果 $\hat{\theta}_k, k = 1, 2, \dots, K$ 。

初始化: Toeplitz算子维度参数 P , 正则化参数 $\tau > 0$, 参数 $n \in \mathbb{Z}_{++}$, 迭代停止阈值 $\varepsilon \geq 0$,

一类Bessel函数最大阶数参数 Q , 线性映射矩阵 \mathbf{G} , 迭代次数 $k = 0$, 以及初始化向量 $\mathbf{b}^{(0)} \in \mathbb{C}^{2Q+1}$;

步骤1: 根据 $\mathbf{R}_{Y_z} = \sum_{u=1}^U \mathbf{y}(u)\mathbf{y}(u)^H / U$ 计算各接受数据协方差矩阵 $\mathbf{R}_{Y_1}, \mathbf{R}_{Y_2}, \dots, \mathbf{R}_{Y_Z}$;

步骤2: 根据式(5)将计算出的 $M \times M$ 维矩阵 $\mathbf{R}_{Y_1}, \mathbf{R}_{Y_2}, \dots, \mathbf{R}_{Y_Z}$ 转化为 $L \times L$ 维矩阵 $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_Z$,

根据式(6)、式(7)计算出二值选择矩阵 \mathbf{C} ;

步骤3: 根据式(8)将矩阵 $\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_Z$ 加权求和为 \mathbf{R} , 根据式(9)、式(10)、式(11)计算全通道接收数据向量 \mathbf{r} ;

步骤4: 根据式(20)计算 $\mathbf{b}^{(k+1)} = \text{prox}_{\tau H}(\mathbf{b}^{(k)} - 2\tau \mathbf{G}^H(\mathbf{G}\mathbf{b}^{(k)} - \mathbf{r}))$;

步骤5: 判断 $\|\mathbf{b}^{(k+1)} - \mathbf{b}^{(k)}\|_2^2$ 与 ε 的大小关系, 若 $\|\mathbf{b}^{(k+1)} - \mathbf{b}^{(k)}\|_2^2 \leq \varepsilon$, 停止迭代, 进入步骤6, 否则 $k = k + 1$, 返回步骤4;

步骤6: 对得到的 $\mathbf{b}^{(k+1)}$ 计算 $T_P(\mathbf{b}^{(k+1)})$ 并计算其SVD分解结果 $T_P(\mathbf{b}^{(k+1)}) = \mathbf{U}_b \mathbf{S}_b \mathbf{V}_b^H$;

步骤7: 以矩阵 \mathbf{V} 的最后一列为系数, 构造多项式 \mathbf{F} , 并计算其零点, 记为 λ_k ;

步骤8: 计算信号的DOA参数 $\theta_k = -\text{angle}(\lambda_k)$, 其中 $\text{angle}(\cdot)$ 表示复数的幅角。

$$\mathbf{F} = 2\mathbf{U} \cdot \text{Re} \left(\left(\mathbf{R}_S \mathbf{A}_L^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{A}_L \mathbf{R}_S \right) \odot \left(\frac{\partial \mathbf{A}_L^H}{\partial \boldsymbol{\theta}} \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{A}_L}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right)^T \right. \\ \left. + \left(\mathbf{R}_S \mathbf{A}_L^H \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{A}_L}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right) \odot \left(\mathbf{R}_S \mathbf{A}_L^H \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{A}_L}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right)^T \right) \quad (22)$$

本文利用多次切换阵列采集的数据协方差矩阵进行信号入射角度的估计, 假设第 z 次采集信号对应的FIM为 \mathbf{F}_z 。阵元编号组合 $(i, j), 1 \leq i < j < L$ 出现过 $T_{i,j}$ 次, 且其对应的FIM为 $\mathbf{F}_{i,j}$ 。则本文提出的算法对于入射信号 $\boldsymbol{\theta}$ 的费舍尔信息矩阵FIM为

$$\mathbf{FIM} = \sum_{z=1}^Z \mathbf{F}_z - \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=i}^L (T_{i,j} - 1) \mathbf{F}_{i,j} \quad (23)$$

由于克拉美-罗界矩阵为FIM的逆, 故关于入射角度 $\boldsymbol{\theta}$ 的克拉美罗界矩阵CRB为

$$\mathbf{CRB} = \mathbf{FIM}^{-1} \quad (24)$$

4 实验与算法性能分析

4.1 仿真实验

本节中估计精度对比指标为均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE), 其计算方式为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{K \cdot W} \sum_{w=1}^W \sum_{k=1}^K (\hat{\theta}_{w,k} - \theta_k)^2} \quad (25)$$

其中, W 为蒙特卡罗实验总次数; $\hat{\theta}_{w,k}$ 为第 w 次蒙特卡罗实验中第 k 个入射信号入射角的估计值; θ_k 表示第 k 个入射信号入射角的真实值。本节将利用仿真实验验证所提的基于FRIDA的多通道切换阵列DOA估计算法(SA-FRI, Switching Array-FRI)

的可行性及有效性, 对比算法分别为MUSIC算法、 ℓ_1 -svd算法、ESPRIT算法、ANM算法和文献[22]中的基于原子约束的CoFIT算子优化算法。

实验1 SA-FRI在多信源入射时的DOA估计

仿真条件为: 空间入射中7个独立信号源, 接收数据的天线阵列阵元数为8, 相邻两个阵元间距为入射信号的半波长。设置通道数为5, 切换阵列次数为1, 两次阵元选择的子阵对应的阵元编号构成为: $[1, 2, 3, 4, 5]$ 和 $[1, 5, 6, 7, 8]$, 信号的入射角度固定为 $-60^\circ, -40^\circ, -20^\circ, 0^\circ, 20^\circ, 40^\circ, 60^\circ$, SNR为10 dB, 快拍数为200, 得到的结果如图2所示。图中蓝色线条为全通道接收数据的MUSIC谱图, 红线为SA-FRI的估计结果。可以看到, 红线出现的位置在MUSIC谱峰附近, 证明SA-FRI的多信源DOA估计是有效的

实验2 不同通道数目情况下, 估计精度随SNR变化情况

仿真条件为: 空间入射2个独立信号源, 接收数据的天线阵元数为8, 相邻两个阵元间距为入射

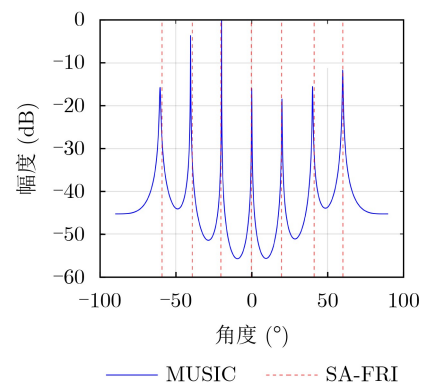


图2 SA-FRI对多信源的DOA估计有效性验证图

信号的半波长。分别对5个通道、4个通道和3个通道在不同信噪比和不同SNR情况下的估计精度进行对比。5通道时子阵对应的阵元编号为：[1,2,3,4,5]和[1,5,6,7,8]；4通道时子阵对应的阵元编号为：[1,2,3,4], [1,5,6,7]和[1,6,7,8]；3通道时子阵对应的阵元编号为：[1,2,3], [1,4,5], [1,6,7]和[1,7,8]。选择SNR以5 dB为步进在-5~20 dB均匀变化，快拍数为200，信源的入射角度在-60°~60°随机选取，且两个入射角的间隔不小于10°，每个SNR下进行500次Monte-Carlo实验，不同阵元切换次数的测角精度随SNR变化的结果如图3所示。

实验3 不同通道数目情况下，估计精度随快拍数变化情况

仿真条件为：阵列参数与切换阵列情况与实验2相同。依次选择快拍数为10, 50, 100, 200, 500, 1000, SNR为10 dB，信源的入射角度在-60°~60°随机选取，且两个入射角的间隔不小于10°，每个快拍数下进行500次Monte-Carlo实验，不同阵元切换次数的测角精度随快拍数变化的结果如图4所示。

从图3与图4的仿真结果可以看出，随着SNR和

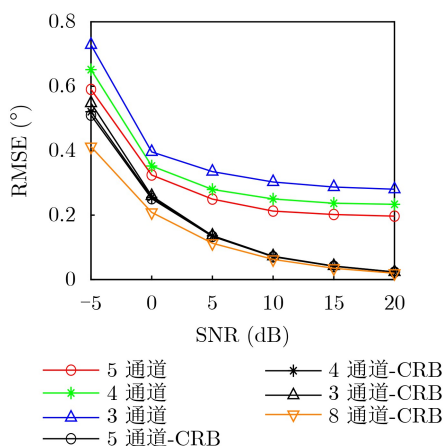


图3 DOA估计精度随SNR变化曲线

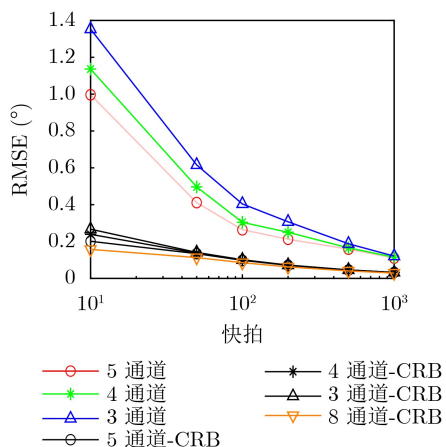


图4 DOA估计精度随快拍数变化曲线

快拍数的增大，这3种使用通道数情况下的估计精度都逐渐提高。且使用通道数目为5情况下的DOA估计精度优于其他两种情况。3种情况的CRB也与仿真结果对应，且均大于8通道接收情况时的CRB。这一结果验证了在接收天线阵列阵元数目不变的情况下，随着使用通道数目的增多，DOA估计精度增高。故而后续仿真实验选择使用通道数目为5。

实验4 不同SNR下，不同算法的估计精度

仿真条件为：空间入射2个独立信号源，接收数据的天线阵元数为8，相邻两个阵元间距为入射信号的半波长。设置通道数为5，切换阵列次数为1，两次阵元选择的子阵对应的阵元编号构成为：[1,2,3,4,5]和[1,5,6,7,8]，分别进行两次仿真实验。SNR以5 dB为步进在-5~20 dB均匀变化，快拍数为200，信源的入射角度在-60°~60°随机选取，且两个入射角的间隔不小于10°，每个SNR下进行500次Monte-Carlo实验，不同算法的测角精度随SNR变化的结果如图5所示。

实验5 不同快拍数下，不同算法的估计精度

阵列参数与切换阵列情况与实验4相同。依次选择快拍数为10, 50, 100, 200, 500, 1000, SNR为10 dB，信源的入射角度在-60°~60°随机选取，且两个入射角的间隔不小于10°，每个快拍数下进行500次Monte-Carlo实验，不同算法的测角精度随快拍数变化的结果如图6所示。

从图5和图6的仿真结果可以看出，随着快拍数和SNR的增大，6种算法的估计精度都在上升，并且SA-FRI算法在SNR为10 dB，快拍数为200的情况下估计精度可以达到0.21°，且估计效果在6种算法中最优。

实验6 算法复杂度分析

最后，分析SA-FRI算法在复杂度方面的性

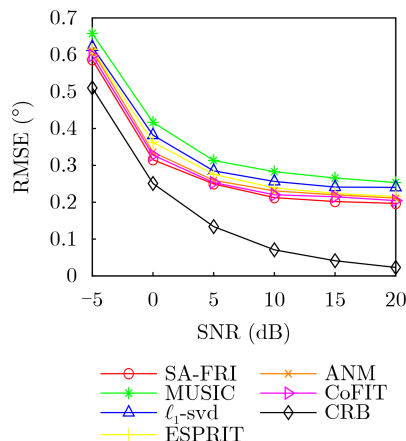


图5 DOA估计RMSE随SNR变化曲线

能。由前文的介绍可知, SA-FRI算法的复杂度集中在每次循环迭代的SVD分解上, 单次SVD分解的计算复杂度为 $O((2Q+1-P)^2P)$, 每次迭代中重复 n 次, 则SA-FRI算法的运算复杂度为 $O(nT_{SA-FRI}(2Q+1-P)^2P)$, 其中 T_{SA-FRI} 为SA-FRI算法的迭代次数。

各算法计算复杂度如表1所示。其中, N_{grid} 为网格类算法划分的网格大小。 ϵ 为ANM算法的噪声容限。 T_{SBL} 为CoFIT算法中设置的稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)算法的迭代次数, T_{iter} 为CoFIT算法中设置的优化算法的迭代次数。

该文仿真实验使用CPU为13代i5-13600KF, 固定快拍数为200, SNR为10 dB, 阵列参数与切换阵列情况与实验4相同。进行500次Monte-Carlo仿真, 统计6种DOA估计算法的平均运行时间。仿真结果如表2所示。

从表2所示的仿真结果中可以看出, ESPRIT算法的平均运行时间最少, 具有最快的估计速度。其次是MUSIC算法。 ℓ_1 -svd由于需要求解带约束的 ℓ_1 范数优化问题, ANM算法由于需要求解半正定规划问题, 所需要的运行时间都比较长。CoFIT算法由于需要进行SBL算法与优化算法的两轮迭代,

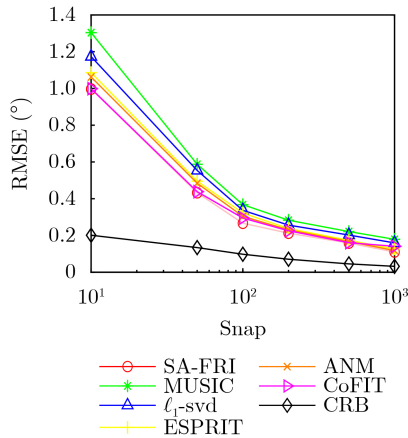


图6 DOA估计RMSE随快拍数变化曲线

表1 各算法计算复杂度比较

算法	复杂度
SA-FRI	$O(nT_{SA-FRI}(2Q+1-P)^2P)$
MUSIC	$O(L^3 + L^2U + N_{grid}L^2)$
ℓ_1 -svd	$O(L^3N_{grid}^3)$
ESPRIT	$O(L^3 + L^2U)$
ANM	$O(L^3 \log(1/\epsilon))$
CoFIT	$O(T_{SBL}(N_{grid}L^2 + L^3) + T_{iter}L^3)$

所需要的运行最长。而该文提出的SA-FRI算法在计算过程中需要进行迭代, 计算时间长于MUSIC算法与ESPRIT算法, 但与ANM, CoFIT算法相比仍然存在运行时间上的优势。

4.2 仪器实测数据验证

该文通过搭建一个实际环境中的DOA估计系统(包括信号发射、接收、采样、处理)来验证该文提出的基于FRIDA的多通道切换阵列DOA估计算法的有效性, DOA估计系统如图7所示。其中, 天线阵列摆放如图8所示, 本次实验采用8个平面螺旋天线构成的均匀阵列, 相邻天线之间的间距为75 mm。

实验所使用的DOA估计系统由2台4通道接收机USRP-2955、上位机、信号发生器、平面螺旋天线、转台以及喇叭天线构成。信号发生器输出的信

表2 各算法运行时间比较(s)

算法	SA-FRI	MUSIC	ℓ_1 -svd	ESPRIT	ANM	CoFIT
运行时间	52.79	2.62	140.81	0.13	169.77	179.37

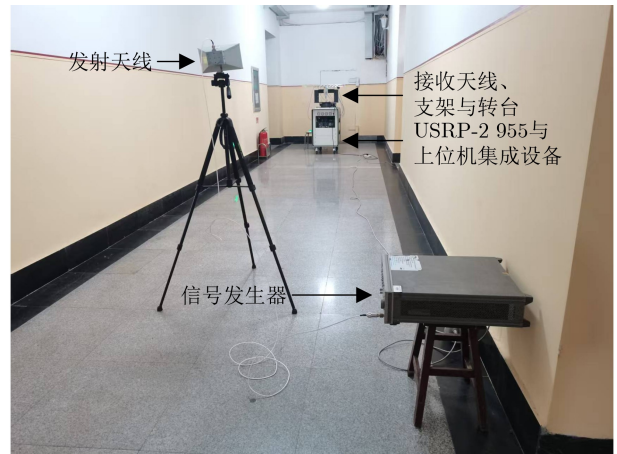


图7 单信源数据接收系统

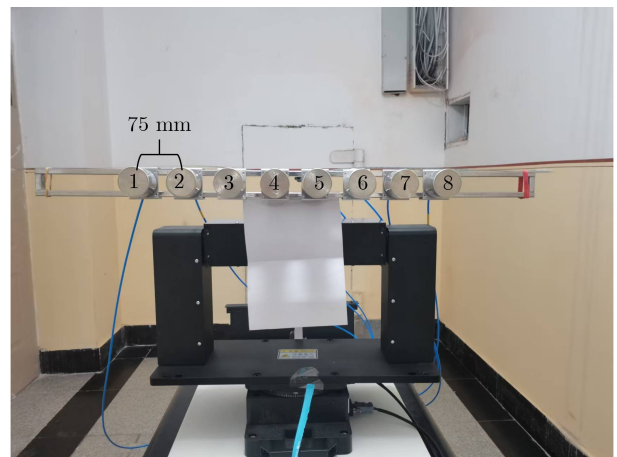


图8 接收信号使用的均匀线阵

号设置为频率为4 GHz, 功率为5 dBm的单点频信号。本次实验中通道数、切换阵列次数以及切换时的阵元选择与4.1节中实验4相同。实际采样时, 信号发射端与信号接收端的距离为9 m, 信号采样点数为1000, 经计算该条件下SNR约为30 dB, 统计了50次蒙特卡罗实验下的估计精度如图9所示。

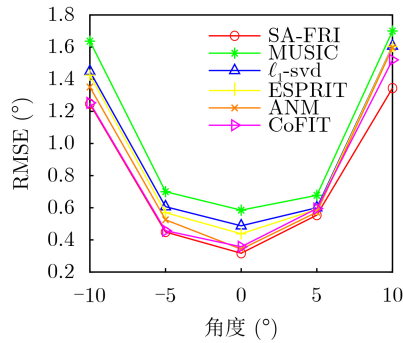


图9 不同角度下实测数据RMSE对比

从图9的测试结果来看, 随着信号入射角度绝对值的变大, DOA估计精度有所降低, 这与理论结果相吻合, 同时在相同条件下, SA-FRI算法相较于其余几种算法也能表现出较好的估计性能, 进一步验证了算法的有效性。

5 结论

针对实际测向估计系统中由于通道数多导致的系统复杂度大的问题, 本文提出了基于FRIDA的多通道切换阵列DOA估计算法。该算法首先利用选择矩阵减少单次数据采集过程中使用的通道数, 然后通过切换不同的子阵接入通道进行多次采集得到多组协方差矩阵, 利用所得协方差矩阵重构出全通道接收数据向量, 最后利用基于近端梯度下降的FRIDA估计得到入射信号DOA参数的估计值。仿真验证了本文所提算法在减少通道使用的前提下, 依然保证了DOA参数的估计精度。此外对实际测向估计系统采集的实测数据进行DOA估计得到了与仿真相似的结果, 进一步验证了该算法的有效性。

参考文献

- [1] 马健钧, 魏少鹏, 马晖, 等. 基于ADMM的低仰角目标二维DOA估计算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(8): 2859–2866. doi: 10.11999/JEIT210582.
MA Jianjun, WEI Shaopeng, MA Hui, *et al.* Two-dimensional DOA estimation for low-angle target based on ADMM[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(8): 2859–2866. doi: 10.11999/JEIT210582.
- [2] WANG Zhuying, YAN Yongsheng, HE Ke, *et al.* Augmented matrix construction based DOA estimation of coherent underwater acoustic signals[C]. 2023 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing, Zhengzhou, China, 2023: 1–5. doi: 10.1109/ICSPCC59353.2023.10400250.
- [3] WEN Fangqing, WANG Han, GUI Guan, *et al.* Polarized intelligent reflecting surface aided 2D-DOA estimation for NLoS sources[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(7): 8085–8098. doi: 10.1109/TWC.2023.3348520.
- [4] SCHMIDT R. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1986, 34(3): 276–280. doi: 10.1109/TAP.1986.1143830.
- [5] ROY R, PAULRAJ A, and KAILAYH T. ESPRIT--A subspace rotation approach to estimation of parameters of cisoids in noise[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1986, 34(5): 1340–1342. doi: 10.1109/TASSP.1986.1164935.
- [6] LIU Liang, LI Zhouchen, AN Jiancheng, *et al.* DOA estimation for switch-element arrays based on sparse representation[C]. 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Seoul, Korea, 2024: 8506–8510. doi: 10.1109/ICASSP48485.2024.10446599.
- [7] ALLMANN C, SPRINGE J, Oispuu M, *et al.* Experimental direction finding results using a time-multiplexed co-array approach[C]. 2023 IEEE 9th International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing, Herradura, Costa Rica, 2023: 336–340. doi: 10.1109/CAMSAP58249.2023.10403472.
- [8] 陈涛, 申梦雨, 史林, 等. 基于通道压缩的原子范数最小化DOA估计算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(4): 246–253. doi: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108691.
CHEN Tao, SHEN Mengyu, SHI Lin, *et al.* A channel compression DOA estimation algorithm based on atomic norm minimization[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(4): 246–253. doi: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108691.
- [9] IBRAHIM M, RAMIREDDY V, LAVRENKO A, *et al.* Design and analysis of compressive antenna arrays for direction of arrival estimation[J]. *Signal Processing*, 2017, 138: 35–47. doi: 10.1016/j.sigpro.2017.03.013.
- [10] GU Yujie, ZHANG Y D, and GOODMAN N A. Optimized compressive sensing-based direction-of-arrival estimation in massive MIMO[C]. 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, New Orleans, USA, 2017: 3181–3185. doi: 10.1109/ICASSP.2017.7952743.
- [11] JING Zhehan, CAO Bingxia, MENG Xiangtian, *et al.* Noniterative DOA Estimation in time-modulated array

- under unidirectional phase center motion[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2024, 23(8): 2416–2420. doi: [10.1109/LAWP.2024.3394610](https://doi.org/10.1109/LAWP.2024.3394610).
- [12] KIM G U and KIM J P. Measurement of phase difference and direction of arrival using time-modulated array with general modulation parameters[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2023, 22(7): 1557–1561. doi: [10.1109/LAWP.2023.3251322](https://doi.org/10.1109/LAWP.2023.3251322).
- [13] NIU Chunjie, LV Tingting, LIU Yulong, *et al.* A DOA estimation method for coherent signals based on weighted l1-SVD[C]. 2023 IEEE 6th International Conference on Electronic Information and Communication Technology, Qingdao, China, 2023: 694–699. doi: [10.1109/ICEICT57916.2023.10245436](https://doi.org/10.1109/ICEICT57916.2023.10245436).
- [14] CHEN Zhimin and CHEN Peng. Compressed sensing-based DOA and DOD estimation in bistatic co-prime MIMO arrays[C]. 2017 IEEE Conference on Antenna Measurements & Applications, Tsukuba, Japan, 2017: 297–300. doi: [10.1109/CAMA.2017.8273431](https://doi.org/10.1109/CAMA.2017.8273431).
- [15] 陈涛, 李敏行, 郭立民, 等. 基于原子范数最小化的极化敏感阵列DOA估计[J]. 电子学报, 2023, 51(4): 835–842. doi: [10.12263/DZXB.20220429](https://doi.org/10.12263/DZXB.20220429).
CHEN Tao, LI Minxing, GUO Limin, *et al.* DOA estimation of polarization sensitive array based on atomic norm minimization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(4): 835–842. doi: [10.12263/DZXB.20220429](https://doi.org/10.12263/DZXB.20220429).
- [16] 陈涛, 史林, 黄桂根, 等. 适用于任意几何结构平面阵列的无网格DOA估计算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(3): 1052–1058. doi: [10.11999/JEIT210038](https://doi.org/10.11999/JEIT210038).
CHEN Tao, SHI Lin, HUANG Guigen, *et al.* Gridless DOA estimation algorithm for planar arrays with arbitrary geometry[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(3): 1052–1058. doi: [10.11999/JEIT210038](https://doi.org/10.11999/JEIT210038).
- [17] 陈涛, 赵立鹏, 史林, 等. 基于有限新息率的正交偶极子阵列信号参数估计算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(7): 2469–2477. doi: [10.11999/JEIT210357](https://doi.org/10.11999/JEIT210357).
CHEN Tao, ZHAO Lipeng, SHI Lin, *et al.* Signal parameter estimation algorithm for orthogonal dipole array based on finite rate of innovation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(7): 2469–2477. doi: [10.11999/JEIT210357](https://doi.org/10.11999/JEIT210357).
- [18] FU Ning, YUN Shuangxing, and QIAO Liyan. An efficient estimation method for the model order of FRI signal based on sub-Nyquist sampling[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 6505513. doi: [10.1109/TIM.2023.3320730](https://doi.org/10.1109/TIM.2023.3320730).
- [19] PAN Hanjie, SCHEIBLER R, BEZZAM E, *et al.* FRIDA: FRI-based DOA estimation for arbitrary array layouts[C]. 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, New Orleans, USA, 2017: 3186–3190. doi: [10.1109/ICASSP.2017.7952744](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2017.7952744).
- [20] SIMEONI M, BESSON A, HURLEY P, *et al.* CPGD: Cadzow plug-and-play gradient descent for generalised FRI[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2021, 69: 42–57. doi: [10.1109/TSP.2020.3041089](https://doi.org/10.1109/TSP.2020.3041089).
- [21] WEISS A J and FRIEDLANDER B. Performance analysis of diversely polarized antenna arrays[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(7): 1589–1603. doi: [10.1109/78.134397](https://doi.org/10.1109/78.134397).
- [22] PARK Y, GERSTOFT P, and MECKLENBRÄUKER C F. Atom-constrained gridless DOA refinement with wirtinger gradients[J]. *IEEE Open Journal of Signal Processing*, 2024, 5: 1134–1146. doi: [10.1109/OJSP.2024.3496815](https://doi.org/10.1109/OJSP.2024.3496815).
- 陈涛: 男, 教授, 博士, 研究方向为宽带信号检测处理与识别、数字接收机和信号DOA估计与定位技术。
席豪林: 男, 硕士生, 研究方向为阵列信号处理、波达方向估计。
詹磊: 男, 研究员, 博士, 研究方向为宽带信号检测处理与识别、数字接收机和DOA估计与定位技术。
余玉威: 男, 讲师, 研究方向为声波和电磁波模拟、反演及成像、信号处理和图像处理。

责任编辑: 陈倩

Multi-Channel Switching Array DOA Estimation Algorithm Based on FRIDA

CHEN Tao^① XI Haolin^① ZHAN Lei^② YU Yuwei^①^①(College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)^②(Chengdu LandTop Technology Co., Ltd., Chengdu 610045, China)**Abstract:****Objective** With the increasing complexity of electromagnetic environments, the demand for higher estimation

accuracy in practical direction-finding systems is rising. Enlarging the antenna array is an effective approach to improve estimation accuracy; however, it also significantly increases system complexity. This study aims to reduce the number of channels required while preserving the Direction-Of-Arrival (DOA) estimation performance achievable with full-channel data. By combining the channel compression algorithm, which reduces channel usage, with the time-modulated array structure that incorporates RF front-end switches, this paper proposes a multi-channel switching array DOA estimation algorithm based on FRIDA.

Methods The algorithm introduces a selection matrix composed of switches between the antenna array and the channels. This matrix directs the signal received by a selected antenna into the corresponding channel, thereby enabling a specific subarray to capture the data. By switching across different subarrays, multiple reduced-channel received data covariance matrices are collected. To ensure phase consistency within these covariance matrices, common array elements are specified for each subarray. After weighted summation, these covariance matrices are combined to restore the dimensionality of the covariance matrix, producing the total covariance matrix. Next, the elements of the total covariance matrix that correspond to identical array-element spacings are weighted and summed, yielding the full-channel received data vector. Using this vector, an FRI reconstruction model is established. Finally, the incident angle is estimated through the combination of the proximal gradient descent algorithm and the parameter recovery algorithm.

Results and Discussions Simulation results of DOA estimation for SA-FRI under multiple source incidence demonstrate that the full-channel received data vectors reconstructed from multiple covariance matrices of reduced-channel data can successfully discriminate multi-source incident signals, achieving performance comparable to that of full-channel data (Fig. 2). Further simulations evaluating estimation accuracy with varying numbers of snapshots and Signal-to-Noise Ratios (SNRs) show that the accuracy of the proposed algorithm improves with increasing snapshots and SNR. Under identical conditions, the use of more channels yields higher DOA estimation accuracy (Figs. 3 and 4). Comparisons of five different algorithms under varying SNRs and snapshot numbers indicate that estimation accuracy increases with both parameters. The proposed algorithm consistently outperforms the other algorithms under the same conditions (Figs. 5 and 6). Finally, verification with measured data produces results consistent with the simulations (Fig. 9), further confirming the effectiveness of the proposed algorithm.

Conclusions To address the challenge of reducing the number of channels in practical DOA estimation systems, this study proposes an array-switching DOA estimation method based on proximal gradient descent. The algorithm first reduces channel usage through a switching matrix, then generates multiple covariance matrices by sequentially switching different subarray access channels. These covariance matrices are combined to reconstruct the full-channel received data covariance matrix. Finally, the DOA parameters of incident signals are estimated using the proximal gradient descent algorithm. Simulation results confirm that the proposed algorithm achieves reduced channel usage while maintaining reliable estimation accuracy. Moreover, validation with measured data collected from an actual DOA estimation system demonstrates results consistent with the simulations, further verifying the algorithm's effectiveness.

Key words: Switching array; Received data reconstruction; Proximal gradient descent; Gridless DOA estimation; FRI reconstruction model